

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт кибернетики

Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Кафедра оптимизации систем управления

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Математическое и программное обеспечение для индексации графических файлов с помощью метода сегментации <i>КМСС</i> и нечеткого классификатора текстур

УДК 004.932

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8BM4B	К.А. Костин		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
доцент каф. ОСУ	С.В. Аксёнов	К.Т.Н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
доцент каф. МЕН	В.Ю. Конотопский	К.Э.Н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
ассистент каф. ЭБЖ	П.А. Акулов			

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
ОСУ	М.А. Иванов	К.Т.Н.		

Планируемые результаты обучения по ООП

Код результата	Результат обучения (выпускник должен быть готов)
Общепрофессиональные компетенции	
P1	Воспринимать и самостоятельно приобретать, развивать и применять математические, естественнонаучные, социально-экономические и профессиональные знания для решения нестандартных задач, в том числе в новой или незнакомой среде и в междисциплинарном контексте.
P2	Владеть и применять методы и средства получения, хранения, переработки и трансляции информации посредством современных компьютерных технологий, в том числе в глобальных компьютерных сетях.
P3	Демонстрировать культуру мышления, способность выстраивать логику рассуждений и высказываний, основанных на интерпретации данных, интегрированных из разных областей науки и техники, выносить суждения на основании неполных данных, анализировать профессиональную информацию, выделять в ней главное, структурировать, оформлять и представлять в виде аналитических обзоров с обоснованными выводами и рекомендациями.
P4	Анализировать и оценивать уровни своих компетенций в сочетании со способностью и готовностью к саморегулированию дальнейшего образования и профессиональной мобильности. Владеть, по крайней мере, одним из иностранных языков на уровне социального и профессионального общения, применять специальную лексику и профессиональную терминологию языка.
Профессиональные компетенции	
P5	Выполнять инновационные инженерные проекты по разработке аппаратных и программных средств автоматизированных систем различного назначения с использованием современных методов проектирования, систем автоматизированного проектирования, передового опыта разработки конкурентно способных изделий.
P6	Планировать и проводить теоретические и экспериментальные исследования в области проектирования аппаратных и программных средств автоматизированных систем с использованием новейших достижений науки и техники, передового отечественного и зарубежного опыта. Критически оценивать полученные данные и делать выводы.
P7	Осуществлять авторское сопровождение процессов проектирования, внедрения и эксплуатации аппаратных и программных средств автоматизированных систем различного назначения.
Общекультурные компетенции	
P8	Использовать на практике умения и навыки в организации исследовательских, проектных работ и профессиональной эксплуатации современного оборудования и приборов, в управлении коллективом.
P9	Осуществлять коммуникации в профессиональной среде и в обществе в целом, активно владеть иностранным языком, разрабатывать документацию, презентовать и защищать результаты инновационной инженерной деятельности, в том числе на иностранном языке.

Код результата	Результат обучения (выпускник должен быть готов)
P10	Совершенствовать и развивать свой интеллектуальный и общекультурный уровень. Проявлять инициативу, в том числе в ситуациях риска, брать на себя всю полноту ответственности.
P11	Демонстрировать способность к самостоятельному обучению новым методам исследования, к изменению научного и научно-производственного профиля своей профессиональной деятельности, способность самостоятельно приобретать с помощью информационных технологий и использовать в практической деятельности новые знания и умения, в том числе в новых областях знаний, непосредственно не связанных со сферой деятельности, способность к педагогической деятельности.

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт кибернетики
Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника
Кафедра оптимизации систем управления

УТВЕРЖДАЮ:
Зав. кафедрой
_____ М.А. Иванов
_____ 2016 г.

ЗАДАНИЕ
на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

Магистерской диссертации

Студенту:

Группа	ФИО
8BM4B	Костин Кирилл Александрович

Тема работы:

Математическое и программное обеспечение для индексации графических файлов с помощью метода сегментации *КМСС* и нечеткого классификатора текстур

Утверждена приказом директора

19.02.2016, 1321/с

Срок сдачи студентом выполненной работы:

06.06.2014 г.

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе

наименование объекта исследования: индексация графических файлов с помощью алгоритма сегментации и классификатора текстур;
исходные материалы: алгоритм и программное обеспечение для получения текстурных характеристик Лавса, алгоритм кластеризации Самоорганизующиеся Карты Кохонена, библиотека сплайнов alglib, научные публикации по теме сегментации изображений;
требования к результату: алгоритм классификации текстур на изображении, алгоритм сегментации изображения, позволяющий выделить существенные для человеческого восприятия объекты и сегменты, программное обеспечение для проверки и тестирования алгоритмов.

Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов	аналитический обзор алгоритмов сегментации, методов оценки качества сегментации, обсуждение литературы, выбор и реализация алгоритма сегментации, метода оценки качества сегментации, проведение тестирований работы алгоритма сегментации и классификатора текстур, обсуждение результатов выполненной работы, написание пояснительной записки, заключение по работе.
Перечень графического материала	презентация Microsoft Power Point на 16 слайдах
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы	
Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	<i>В.Ю. Конопский, к.э.н., доцент каф. МЕН</i>
Социальная ответственность	<i>П.А. Акулов, ассистент каф. ЭБЖ</i>
Раздел, выполненный на иностранном языке	<i>Н.В. Куркан, ст. преподаватель каф. ИЯ ИК</i>
	<i>Е.С. Чердынцев, к.т.н., доцент каф. ОСУ</i>
Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:	
<i>1. Обзор литературы</i>	
<i>2. Объект и методы исследования</i>	
<i>3. Расчеты и аналитика</i>	
<i>4. Результаты проведенного исследования</i>	
<i>5. Финансовый менеджмент и ресурсоэффективность</i>	
<i>6. Социальная ответственность</i>	
<i>7. Literature review</i>	

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	14.12.2015
---	-------------------

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ОСУ	С.В. Аксёнов	к.т.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8BM4B	К.А. Костин		

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт кибернетики

Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Уровень образования магистр

Кафедра оптимизации систем управления

Период выполнения _____ (осенний / весенний семестр 2015/2016 учебного года)

Форма представления работы:

Магистерская диссертация

**КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН
выполнения выпускной квалификационной работы**

Срок сдачи студентом выполненной работы:	06.06.2014 г.
--	---------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
25.12.2015	1. Обзор литературы	10
14.01.2016	2. Объект и методы исследования	5
21.04.2016	3. Расчеты и аналитика	30
05.05.2016	4. Результаты проведенного исследования	15
12.05.2016	5. Финансовый менеджмент и ресурсоэффективность	15
20.05.2016	6. Социальная ответственность	15
03.06.2016	7. Literature review	10

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ОСУ	С.В. Аксёнов	к.т.н.		

СОГЛАСОВАНО:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ОСУ	М.А. Иванов	к.т.н.		

Реферат

Выпускная квалификационная работа 122 с., 54 рис., 19 табл., 44 источника, 3 прил.

Ключевые слова: индексация графических файлов, обработка изображений, человеческое восприятие, текстурные характеристики, нечеткий классификатор, сегментация изображения.

Объект исследования: повышение эффективности индексации графических файлов по содержимому с помощью классификации текстур и сегментации изображений.

Цель работы: разработка математического и программного обеспечения сегментации изображений для эффективной индексации графических файлов с помощью текстурного классификатора.

Методы проведения работы: исследование путем анализа литературы алгоритмов классификации и сегментации, алгоритмов оценки качества полученных результатов; реализация выбранных методов в виде программной системы, позволяющей получить и проанализировать результаты работы.

Полученные результаты: повышение эффективности текстурной классификации содержания графических файлов с помощью метода сегментации, метод оценки качества сегментации, основанный на модели человеческого восприятия.

Область применения: индексация графических файлов по содержанию, оценка ареалов природных растительных и ландшафтных зон по спутниковым снимкам; разработка системы классификации форм и степени развития туберкулеза на основе текстурных характеристик тканей легких человека.

Экономическая значимость работы: применение результатов для разработки медицинского проекта обуславливает экономический эффект от увеличения точности постановки диагноза, уменьшение времени приема пациента, уменьшение неоправданных затрат на лечение для больного.

Определения

В данной работе применены следующие термины с соответствующими определениями.

Текстура – Понятие, характеризующее и измеряющее параметры однородности изображения.

Текстурные характеристики Лавса – характеристики, описывающие свойства типа ребер, скачков, волн на изображении.

Индексация изображения – процесс автоматического добавления сведений о файле изображения, использующихся потом для поиска данной информации.

Классификация – процесс соотнесения входной информации к одному из известных для аналитической программы классов.

Кластер – объединение нескольких однородных элементов.

Кластеризация – процесс отнесения однородных объектов к отдельным структурам – кластерам.

Нечеткая система – система, использующая принципы нечеткой логики для принятия решения.

Сегмент изображения – участок изображения, в котором содержатся однородные по определенному признаку пиксели изображения.

Сегментация изображения – процесс разделения изображения на сегменты.

Обозначения и сокращения

KMCC – K-Means with Connectivity Constraint.

DDMCMC – Data-Driven Markov Chain Monte Carlo.

AIST – Analysis of Images, Social Networks and Texts.

НИР – научно-исследовательская работа.

НТУ – научно-технический уровень.

ПЭВМ – персональная электронная вычислительная машина.

МРТ – магнитно-резонансная томография.

Содержание

Введение.....	12
1 Обзор литературы	15
1.1 Алгоритмы сегментации	15
1.1.1 Понятие сегментации	15
1.1.2 Базовые методы сегментации	16
1.1.3 Продвинутое методы сегментации.....	28
1.2 Оценка качества сегментации.....	33
1.2.1 Оценка качества с экспертом.....	34
1.2.2 Автоматическая оценка качества	35
2 Объект и методы исследования	37
5 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.....	40
5.1 Организация и планирование работ	40
5.1.1 Перечень работ по проекту	40
5.1.2 Продолжительность этапов работ	41
5.1.3 Расчет накопления готовности проекта.....	43
5.2 Расчет сметы затрат на выполнение проекта	44
5.2.1 Расчет затрат на материалы	44
5.2.2 Расчет заработной платы.....	44
5.2.3 Расчет затрат на социальный налог	45
5.2.4 Расчет затрат на электроэнергию	45
5.2.5 Расчет амортизационных расходов.....	46
5.2.6 Расходы на основе платежных документов	47
5.2.7 Расчет прочих расходов	48
5.2.8 Расчет общей себестоимости разработки.....	48
5.2.9 Расчет прибыли	49
5.2.10 Расчет НДС	49
5.2.11 Цена разработки проекта	49

5.3 Оценка экономической эффективности проекта	49
5.4 Оценка научно-технического уровня работ	50
Список публикаций.....	52

Введение

Поиск и индексация информации в настоящее время является актуальной задачей в связи с постоянным ростом объема информации в мире как в личных локальных хранилищах пользователей, так и в набравших в настоящее время высокую популярность сетевых Интернет-ресурсах. Одной из нерешенных проблем в данной сфере является проблема индексации графической информации, содержащейся на изображениях и видеофайлах. Это повышает актуальность задачи эффективного управления графическими файлами, заключающуюся в автоматическом поиске и индексировании содержимого, выявлении значимых объектов, фона и их классификации. Разработка решения данной проблемы на основе технологий интеллектуальной обработки данных вносит большой вклад в развитие исследований, связанных с машинным обучением, обработкой изображений и классификацией графических материалов.

Над данной проблемой несколько лет работает коллектив студентов и молодых ученых кафедры Оптимизации систем управления Института кибернетики Томского политехнического университета под руководством доцента кафедры Аксёнова Сергея Владимировича. Результатом работы является проект по разработке нечеткого текстурного классификатора, использующего высокопроизводительные вычисления. Объектом исследования проекта является разработка системы для индексации графических файлов по их содержимому. Данная система позволяет классифицировать точки и их окрестности на изображении на основе базы текстурных характеристик. Нерешенными остаются задачи выделения и различения объектов изображения, а также повышения точности и корректности классификации. Поэтому для реализации эффективной работы системы одной из важнейших задач, являющихся предметом исследования, является проектирование и разработка алгоритма сегментации изображения, позволяющего решить проблемы классификатора, повысить точность классификации, снизить количество

ошибок, реализовать получение информации о расположении объектов на изображении.

Целью данной работы является разработка математического и программного аппарата сегментации изображений, позволяющего эффективно индексировать графические материалы с помощью текстурного классификатора. В работе описываются исследования, связанные с поиском оптимальных для данной задачи методов сегментации и оценки её качества; разработанные алгоритмы и принципы их работы; архитектура и принципы работы программной системы, реализующей данные алгоритмы; результаты тестирования работы системы при различных параметрах, сравнение результатов и обоснование эффективности работы системы в целом.

Результаты по данной теме были опубликованы в материалах международной научной конференции «Информационные технологии и системы 2014 (ИТС 2014)» в 2014 году; в сборнике «Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах» в 2014 году. Также доклады по теме были представлены на конференциях Томского политехнического университета «Молодежь и современные информационные технологии» в 2014 и 2015 годах; на конференциях Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники «Научная сессия ТУСУР» в 2015 и 2016 годах; на международной конференции «Analysis of Images, Social Networks and Texts» в 2015 году, сборник которой был опубликован в журнале Springer, индексируемом Scopus.

Результаты, представленные в данной работе, будут использованы для разработки *web*-ориентированного приложения, позволяющего индексировать загружаемые графические файлы. Это позволит пользователям быстро и эффективно найти интересующий их мультимедийный контент по содержанию. Также, одной из областей применения результатов работы является анализ спутниковых снимков для классификации типов растительных массивов и областей их произрастания, отслеживания состояния природных растительных и ландшафтных зон, что поможет решить задачи геологии, экологии и охраны

окружающей среды. Наиболее перспективным направлением использования результатов работы является разработка системы классификации форм и степени развития туберкулеза на основе текстурных характеристик тканей легких человека. Данный процесс будет осуществляться с помощью построения трехмерной модели легких по снимкам магнитно-резонансной томографии. Данная система значительно повысит эффективность диагностики и лечения различных форм туберкулеза. Система будет разрабатываться в рамках гранта Российского Фонда Фундаментальных Исследований номер 16-47-700289 р_а. Внедрение системы будет производиться на базе медицинских учреждений города Томск.

1 Обзор литературы

1.1 Алгоритмы сегментации

1.1.1 Понятие сегментации

Сегментация изображения – процесс разделения изображения на области, каждая из которых содержит пиксели, однородные по некоторому признаку и обладающие общими визуальными характеристиками. Однородность может присутствовать по следующим признакам: по яркости, по цвету, по близости на изображении, по текстуре, по глубине (если имеет место трехмерное пространство). Пример сегментации изображения приведен на рисунке 1.

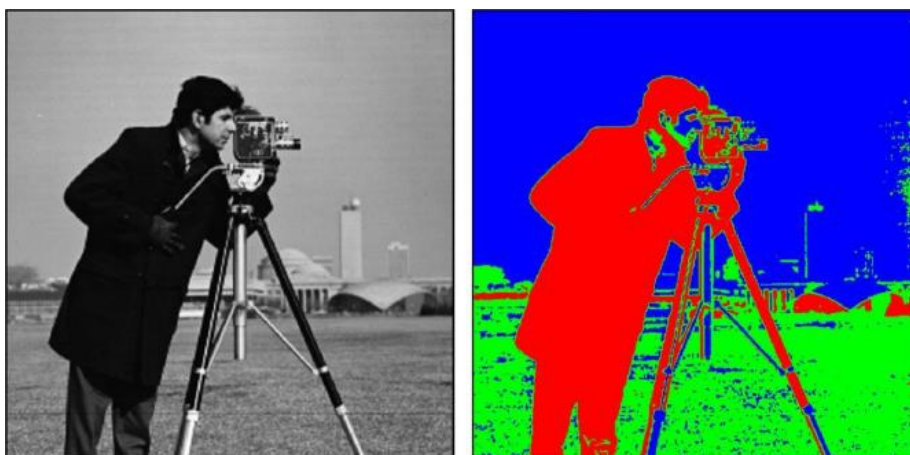


Рисунок 1 – Пример сегментации изображения

Цель сегментации заключается в упрощении и/или изменении представления изображения, чтобы его было проще и легче анализировать. Результатом сегментации изображений является множество сегментов изображения, или множество контуров на изображении.

Сегментация изображений бывает основанной на анализе высокого уровня – отделение объектов от фона (и друг от друга) и на анализе низкого уровня – разбиение на области похожих между собой пикселей.

Также классификация понятия сегментации изображения производится по признаку участия в этом процессе пользователя: автоматическая сегментация – сегментация, производимая без взаимодействия с пользователем

(изображение на входе, регионы на выходе) и интерактивная сегментация – сегментация, управляемая пользователем и/или требующая ввода дополнительной информации [1-2].

Формальное определение сегментации изображения, как его разбиения на набор непересекающихся областей, можно дать следующим образом:

$$S = \{S_i\}, i = \overline{1, N}, \quad (1)$$

$$\forall i, j = \overline{1, N} : i \neq j, S_i \cap S_j = \emptyset, \quad (2)$$

где S_i и S_j – сегменты изображения, i и j – натуральные числа.

1.1.2 Базовые методы сегментации

Базовые методы сегментации представляют собой основные принципы, на которых базируются алгоритмы сегментации, применяемые в тех или иных случаях. На основе подходов, описываемых в базовых методах, разрабатываются продвинутое алгоритмы, которые показывают свою эффективность в решении специализированных задач.

Методы, основанные на кластеризации

Методы, основанные на кластеризации, обычно используют метод k -средних (также могут использоваться *CURE*, *ROCK*, *DBSCAN* и другие), чтобы разделить изображение на k кластеров. Данный метод хорошо известен и широко используем для выполнения совершенно различных задач. Пример, иллюстрирующий работу алгоритма k -средних приведен на рисунке 2.

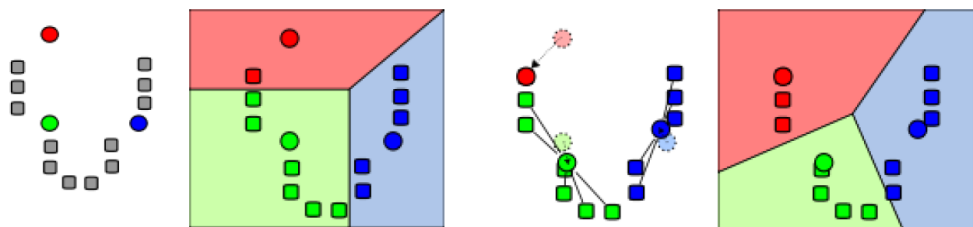


Рисунок 2 – Пример использования алгоритма k -средних для кластеризации в двухмерном пространстве

В качестве расстояния между элементами изображения, например, пикселями, обычно берется Евклидова мера расстояния между пикселями и

центром кластера. В качестве меры расстояния для каждого пикселя может служить цветовая составляющая, значение текстурной характеристики, составляющая яркости или геометрическое положение пикселя в евклидовом пространстве.

Обычно при использовании алгоритма k -средних начальное положение центров кластеров выбирается случайным образом. Существует усовершенствование алгоритма k -средних путем изменения способа выбора начального положения центров кластеров (k -средних++):

- положение первого центра выбирается случайным образом;
- положение каждого следующего центра выбирается с вероятностью, задаваемой формулой (3).

$$\frac{D^2(x)}{\sum_{\bar{x} \in X} D^2(\bar{x})}, \quad (3)$$

где $D(x)$ – расстояние от точки x до ближайшего из уже выбранных центров, X – множество пикселей.

Для алгоритма k -средних++, чем дальше точка от выбранных центров, тем больше вероятность её выбора в качестве нового центра. Такое изменение инициализации параметров алгоритма увеличивает его сходимость почти в два раза, что демонстрируется на рисунках 3-4.

Сравнение, приведенное на рисунках 3-4 было произведено на изображении размером 800x450 пикселей и произведено в [1].

Еще одним улучшением алгоритма, являющимся одним из его вариантов развития является алгоритм k -средних с ограничениями соседства (*KMCC – K-Means with Connectivity Constraint*), основанный на соседстве регионов. Данный алгоритм подробно описан в разделе «Продвинутые методы сегментации».

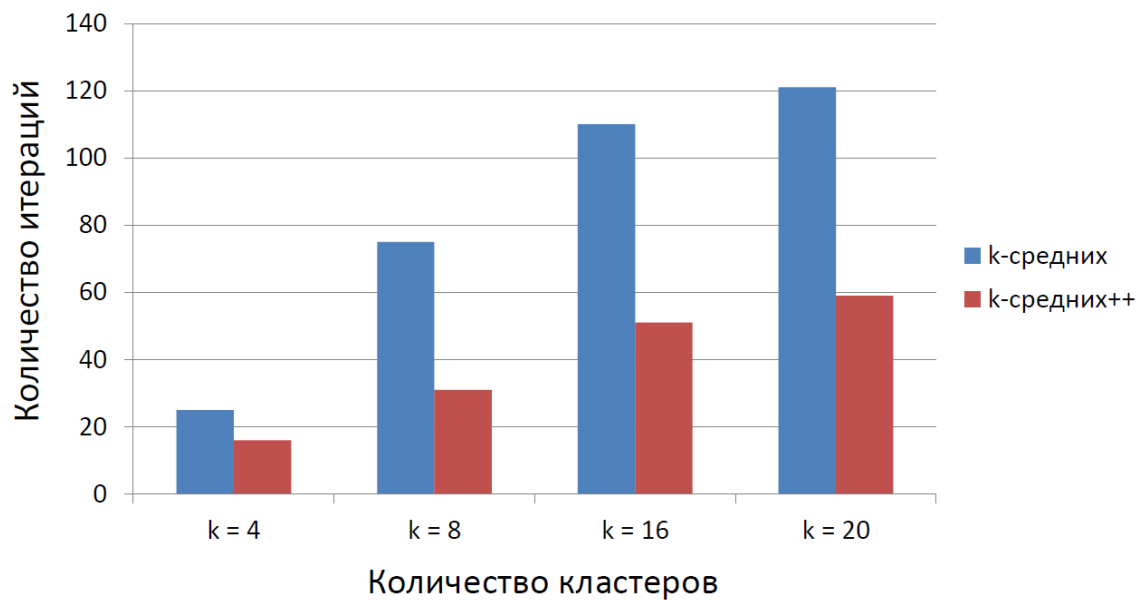


Рисунок 3 – Сравнение количества итераций для алгоритма *k*-средних и усовершенствованного алгоритма *k*-средних++

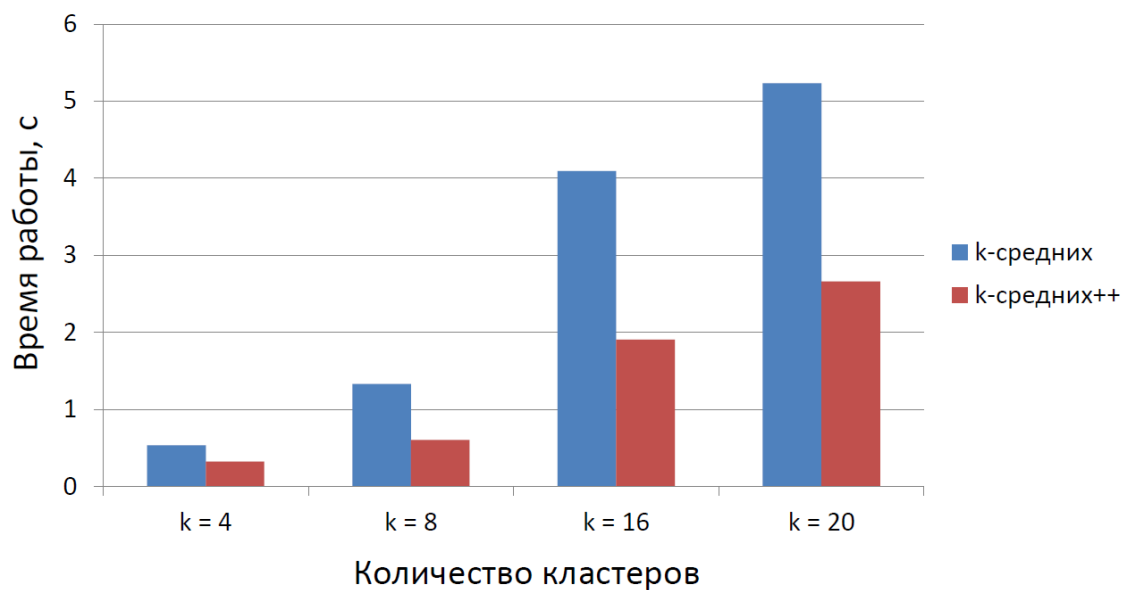


Рисунок 4 – Сравнение времени работы для алгоритма *k*-средних и усовершенствованного алгоритма *k*-средних++

Алгоритмы сегментации изображений на основе кластеризации гарантировано сходятся, т.к. количество кластеров задано заранее, но зачастую полученное решение не является оптимальным, а также игнорируется какое-либо пространственное положение пикселей и сегментов.

Алгоритмы пороговой обработки

Пороговая обработка широко применяется для сегментации изображений, характеризующихся наличием однородных участков с различной средней яркостью. Наиболее распространенным методом является бинарная сегментация, в случае которой области изображения могут относиться к одному из двух участков. Преобразование исходного изображения производится с помощью выражения:

$$y(i_1, i_2) = \begin{cases} y_0, & x(i_1, i_2) \leq x_0, \\ y_1, & x(i_1, i_2) > x_0, \end{cases} \quad (4)$$

где $x(i_1, i_2)$ – точка исходного изображения, $y(i_1, i_2)$ – точка изображения-результата, y_k – уровень яркости первого и второго участка выходного изображения, x_0 – значение порога.

Наиболее частым применением данного метода является бинарное разделение изображения с использованием одного значения порога, однако, если классов, которые необходимо выделить на изображении, больше двух, то должен быть задан набор порогов.

Пример применения пороговой обработки на основе показателя яркости с одним порогом при сегментации изображения приведен на рисунках 5-6.



Рисунок 5 – Исходное изображение для пороговой фильтрации



Рисунок 6 – Результат пороговой фильтрации

Основным моментом при реализации данного алгоритма сегментации является выбор или определение с помощью определенных алгоритмов

значения порога в автоматическом режиме. Чаще всего выбор порогов осуществляется на основе анализа гистограмм исходного изображения [3].

Основным недостатком данного метода является узость его применения, т.к. очень сложно подобрать параметры алгоритма для решения широкого круга задач.

Марковская фильтрация

Статистический метод сегментации, основанный на Марковской фильтрации, подразумевает принятие решения в каждой точке на основе анализа изображения в ее окрестностях. В [4] рассматривается некаузальный вариант метода, когда окрестность составляют пересечение столбца и строки исследуемой точки. На рисунке 7 приведен пример сегментации данным методом [3].

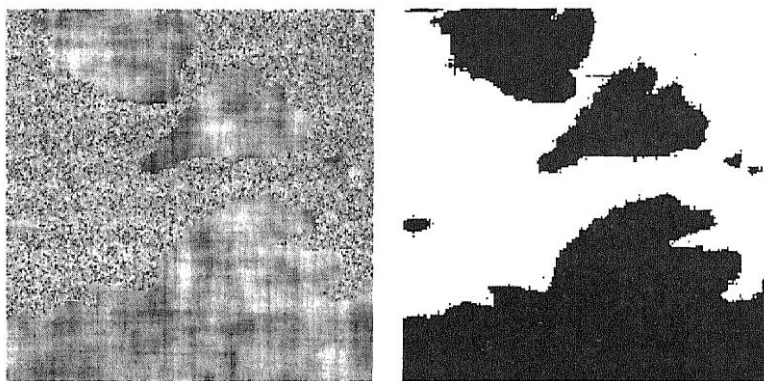


Рисунок 7 – Пример Марковской сегментации текстур

В [5] алгоритм описывается в терминах Марковских случайных полей, представляющих собой графическую модель, которая задается графом $G=(V,E)$. Энергия модели записывается выражением, представленным формулой:

$$E(X) = \sum_{i \in P} D_i(x_i) + \sum_{(i,j) \in E} V_{ij}(x_i, x_j), \quad (5)$$

где E – система соседства, V – бинарные потенциалы, D – унарные потенциалы, X – вектор меток натуральных чисел.

Задача сегментации сводится к восстановлению наиболее вероятных скрытых переменных X по наблюдаемым переменным Y [6] согласно формуле:

$$X_{\text{MP}} = \arg \max_X P(X | Y). \quad (6)$$

В [7] предложены различные алгоритмы восстановления скрытой компоненты. Базовый алгоритм включает три прохода по графу G . Обработка начинается с корня t^* , при этом задается априорное распределение по формуле:

$$q_{t^*}(x_{t^*}), x_{t^*} \in \Omega. \quad (7)$$

Нисходящим просмотром для всех узлов $t \in T$ по формуле (8) вычисляются априорные распределения.

$$q_s(x_s) = \sum_{x_t \in \Omega} q_s(x_s | x_t) q_t(x_t), x_s \in \Omega, s \in T_{(t)}^{+0}, \quad (8)$$

где s и t – ребра графа G .

Следующие этапы включают в себя восходящий и нисходящий просмотры для вычисления апостериорных маргинальных распределений классов по формулам (9) и (10), на основании которых принимаются решения о классах.

$$p_t(x_t | Y_t^+) \propto p_t(x_t | Y_{(t)}^+) p_t(x_t | y_t), x_t \in \Omega, t \in T, \quad (9)$$

$$p_t(x_t | Y_{(t)}^+) \propto \prod_s \sum_{x_s \in \Omega} p_t(x_t | Y_t^+) \frac{q_s(x_s | x_t)}{q_s(x_s)}, s \in T_{(t)}^{+0}, \quad (10)$$

где Y_t^+ - поддереву с корнем в y_t , которое включает в себя этот корень.

Сегментация на основе Марковских полей чаще всего применяется для анализа и обработки изображений, содержащих в себе текстуры, поскольку пороговая сегментация в подобном случае не может быть использована.

Основным недостатком является сложность реализации данного метода для конкретной задачи, а также высокие требования к вычислительным ресурсам [3-5].

Методы с использованием гистограмм

Гистограмма (одноканального изображения) – график распределения уровня интенсивности (яркости) пикселей. Сегментация с использованием гистограмм заключается в том, что происходит построение гистограммы по какому-либо цветовому каналу изображения, а затем минимумы и максимумы на полученных гистограммах используются для выделения кластеров

изображения, например, каждый пик гистограммы ассоциируется с кластером на изображении. Пример гистограммы для изображения в оттенках серого представлен на рисунках 8-9.



Рисунок 8 – Пример серого изображения



Рисунок 9 – Пример гистограммы для данного изображения

На рисунках 8-9 видно, что пик гистограммы, находящийся слева в более темном диапазоне интенсивности серого цвета, является черным фоном. Отделяя эти пиксели от всех остальных пикселей происходит выделение сегмента фона изображения и объектов на изображении.

Основным преимуществом данного подхода сегментации является скорость расчёта, т.к. в общем случае требуется только один проход по пикселям изображения. Существуют и серьёзные недостатки:

- полностью игнорируется пространственная информация о положении пикселей на изображении;
- часто бывает сложно обнаружить пики на гистограмме, что значительно снижает качество сегментации [8].

Улучшение данного метода – рекурсивно применять его к полученным на определенной итерации кластерам на изображении, чтобы поделить полученные кластеры на более мелкие. Процесс повторяется итеративно, пока не перестанут появляться новые кластеры.

Данный вид сегментации активно применяется за счет преимущества в скорости анализа нескольких кадров видео для отделения движущихся объектов и объектов фона. На основании полученных данных можно сделать

вывод о пикселях, принадлежащих к определенному объекту и пикселях, представляющих собой фон изображения на кадре видео [7-8].

Сегментация на основе обнаружения краев

Обнаружение краев – это хорошо изученная область обработки изображений. Границы объектов изображений и края областей сильно связаны, т.к. часто существует очень резкий перепад яркости на границах областей. Методы выделения краев используются как основа для других методов сегментации [7].

Алгоритмы обнаружения краев заключаются в нахождении точек на границах областей. Для распознавания границ часто используются характеристики яркости, текстуры и градиент. Само определение границы содержит понятие локальных перепадов яркости на изображении, которые могут быть линейными и скачкообразными. При линейной неоднородности параметр яркости меняет свое значение постепенно, порой доходя до диаметрально противоположного значения. В случае скачкообразного разрыва на изображении присутствует некоторый фрагмент, характеризующийся резким скачком или падением яркости [3].

В общем случае можно выделить базовую последовательность этапов в алгоритмах выделения границ:

- фильтрация исходного изображения для снижения влияния шумов;
- усиление областей с перепадом яркости;
- выделение точки в границу с использованием порогового значения;
- локализация местоположения и направления.

В качестве способов выделения границ часто применяются операторы Собеля, Канни и Робертса [3]. Детектор краев Кэнни является наиболее популярным и эффективным оператором [4]. После сглаживания полутонного изображения формируются контурные сегменты путем обнаружения соседних пикселей с большими значениями модуля градиента. Для сравнения эффективности методов на рисунке 10 представлены результаты выделения краев с помощью операторов Кэнни и Робертса.

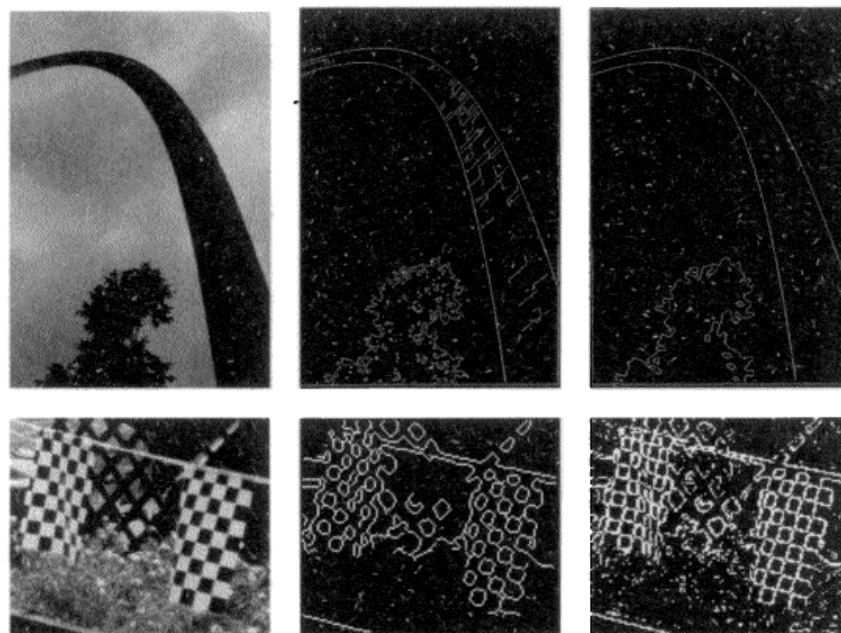


Рисунок 10 – Пример выделения границ на исходном изображении (слева) с помощью оператора Кэнни при пороговом значении $\sigma = 1$ и $\sigma = 4$ (посередине сверху и снизу соответственно) и оператора Робертса с параметром отбора равным 20% (справа)

Методы разрастания областей

Алгоритм разрастания областей – это подход к сегментации изображений, в котором рассматриваются соседние пиксели и добавляются в одну область, если не обнаруживается граница. Данный процесс является итеративным для каждого граничного пикселя в регионе.

Данный алгоритм требует дополнительного ввода информации пользователем: на первом шаге алгоритма пользователем выбираются центры регионов (зерна), которые на последующих шагах алгоритма будут разрастаться до полноценных регионов. Начиная с выбранных центров, регионы разрастаются путем присоединения соседних точек.

Когда ни один пиксель изображения не может быть присоединен ни к одному из регионов, процесс разрастания регионов останавливается.

Точка присоединяется к региону на основании некоторого критерия, например, близость точки к центру региона, близость к соседней точке, присоединенной к региону на предыдущем шаге, стоимость кратчайшего пути

от центра региона до текущей точки или отличие яркости текущей точки от средней яркости точек региона и т.п.

На рисунке 11 представлен пример применения метода разрастания регионов к полутоновому изображению.

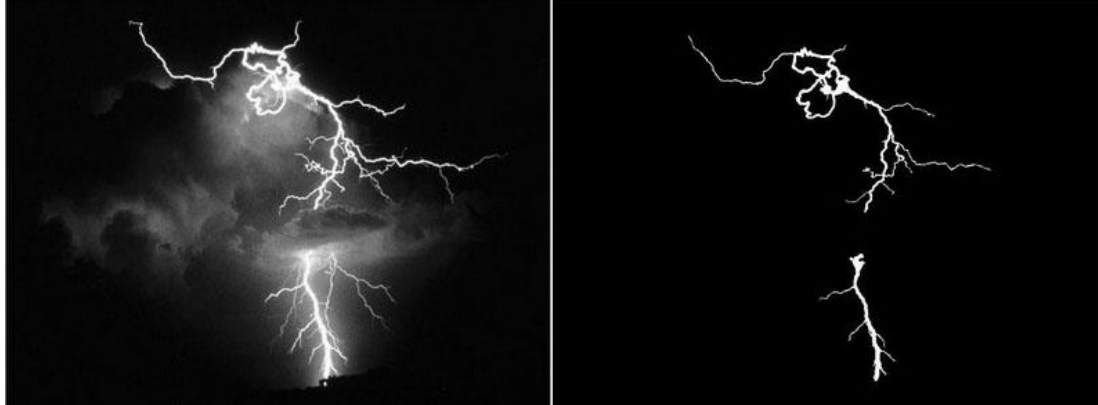


Рисунок 11 – Применение метода разрастания регионов

Для успешного выполнения сегментации с помощью алгоритма разрастания областей на основе использования яркости пикселей необходимо определить критерии однородности изображения:

- гистограмма изображения не должна содержать больше одного значительного пика;
- отклонение любого пикселя от средней яркости должно быть меньше некоторого среднего порога T_{avg} согласно формуле (11);

$$\forall p \in S \quad \left| I(p) - \frac{1}{N} \sum_{q \in S} I(q) \right| < T_{avg}, \quad (11)$$

где p – пиксель сегмента, S – сегмент изображения, q – пиксель изображения, $I(q)$ – яркость пикселя;

- разница яркости соседних пикселей должна быть меньше некоторого порогового отклонения T_{diff} согласно формуле (12);

$$\forall p \in S, \forall q \in N(p) \quad |I(p) - I(q)| < T_{diff}, \quad (12)$$

где $N(p)$ – множество пикселей изображения.

В алгоритме разрастания регионов крайне важен выбор центров регионов, определяемый пользователем – это является одним из основных

недостатков для задач, требующих полной автоматизации. Однако именно благодаря этому, данный метод позволяет верно выделять области с одинаковыми характеристиками, указанными пользователем. Другим достоинством метода разрастания регионов является то, что он прост для понимания. Кроме того, данный алгоритм позволяет выбрать составной критерий для разделения изображения на регионы. Основным же недостатком метода являются высокие вычислительные затраты [1].

Методы разреза графа

Методы разреза графа – это эффективные методы сегментации, которые требуют ввода дополнительной информации пользователем. Перед проведением сегментации пользователь указывает на исходном изображении маску изображения – прямоугольную область, в которой находится интересующий пользователя регион, а также маркеры пикселей, принадлежащих объекту и пикселей, принадлежащих фону.

Обычно пиксель или группа пикселей ассоциируется с вершиной графа, а похожесть или непохожесть соседних пикселей, определяющаяся, например, с помощью вычисления изменения градиента по 8-ми направлениям, определяет веса рёбер графа.

Затем граф (изображение) разрезается согласно критерию (маске), созданному для получения желаемых кластеров. Каждая часть вершин (пикселей), получаемая этими алгоритмами, считается объектом на изображении.

Если полученный результат удовлетворителен, что определяет пользователь, то алгоритм прекращается. Иначе, он повторяется до тех пор, пока не будет достигнут желаемый результат [1].

Сегментация методом водораздела

В алгоритмах сегментации методом водораздела рассматривается карта абсолютных величин градиента изображения, как карта высот ландшафта местности – рисунки 12-13.

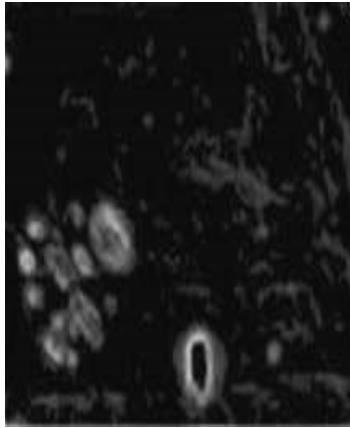


Рисунок 12 – Карта величин вектора градиента изображения

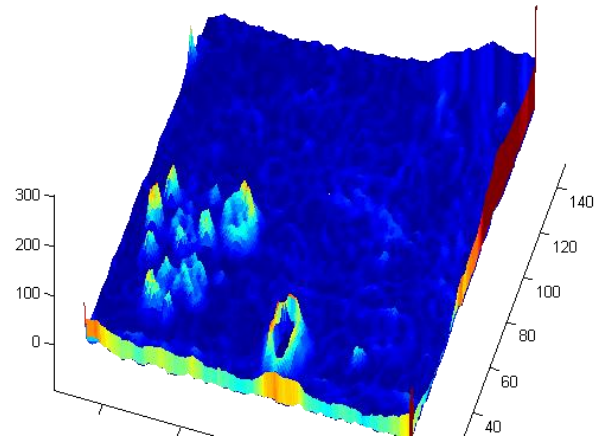


Рисунок 13 – Карта рельефа местности на основе карты величины вектора градиента изображения

Большая величина вектора градиента соответствует границам областей, которые в данном алгоритме называются границами водораздела. «Вода», помещенная на любой пиксель внутри общей линии водораздела, будет течь вниз к общему минимуму яркости. Водоразделом называется область, в которой поток из всех точек изображения «стекает» к одной общей точке – рисунок 14. По результатам работы алгоритма получившиеся водосборы представляют собой сегменты изображения [7, 8].

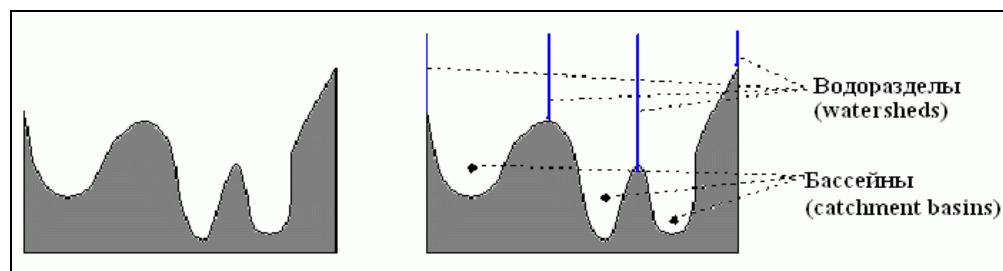


Рисунок 14 – Общая схема понятий алгоритма водораздела

Недостатком данного алгоритма является чрезмерная его чувствительность к шуму, что способствует появлению множества локальных минимумов. Такая чрезмерная сегментация устраняется с помощью введения дополнительных данных пользователем: обозначение пользователем интересующего его объекта

и фона. Такой метод называется алгоритмом водораздела, основанным на маркерах [1].

1.1.3 Продвинутое методы сегментации

В данном разделе описываются методы сегментации, основанные на принципах работы базовых методов и представляющие собой их модификации, для решение специализированных сложных задач. Данные алгоритмы были освещены в научных статьях и представляются наиболее интересными и предпочтительными для решения задачи, описываемой в данной работе.

Сегментация с помощью метода **K-means with Connectivity Constraint (KMCC)**

Данный алгоритм сегментации основан на методе кластеризации k -средних (k -means). В качестве меры расстояния между элементами кластеров (пикселями) и центрами кластеров (центры регионов) берется кумулятивная оценка геометрического положения, цветовых и текстурных характеристик, что значительно увеличивает качество сегментации применительно к сложным комплексным изображениям.

В алгоритме *KMCC* каждый пиксель характеризуется несколькими векторами характеристик:

- характеристики интенсивности цвета пикселя для каждого цветового канала в пространстве $CIE L^*a^*b$: $I(p) = [I_L(p), I_a(p), I_b(p)]$;
- вектор текстурных характеристик пикселя, полученных с помощью низкочастотной фильтрации Хаара: $\bar{T}(p)$;
- вектор координат пространственного положения пикселя: $p = [p_x, p_y]$.

Все пространство изображения изначально делится на квадратные сегменты заданной размерности f . Каждый полученный таким образом сегмент имеет собственные характеристики, основанные на характеристиках входящих в него пикселей:

- вектор средней интенсивности региона: \bar{I}_k ;

- вектор средних значений текстурных характеристик региона: \overline{T}_k ;
- вектор координат положения центра региона: \overline{S}_k ;
- площадь региона: A_k .

Перед началом непосредственно алгоритма сегментации производится подготовка изображения с помощью проведения условной фильтрации векторов интенсивности пикселей по следующей формуле:

$$J(p) = \begin{cases} I(p), \text{if } \|T(p)\| < T_{th} \\ \frac{1}{f} \sum_{m=1}^{f^2} I(p_m), \text{if } \|T(p)\| \geq T_{th} \end{cases}, \quad (13)$$

где p – пиксель изображения, $I(p)$ – интенсивность цвета пикселя под одному каналу, $T(p)$ – текстурная характеристика для окрестности пикселя, f – размерность квадратного сегмента изображения, $T_{th} = \max(0,65 * T_{max}, 14)$, T_{max} – максимальное значение нормы вектора текстурных характеристик изображения $\|T(p)\|$.

Алгоритм сегментации делится на две стадии:

1. На первой стадии происходит оценка близости каждого пикселя ко всем регионам изображения по всем имеющимся характеристикам пикселей и регионов по следующей формуле:

$$D(p, s_k) = \|J(p) - \overline{J}_k\| + \|T(p) - \overline{T}_k\| + \lambda \frac{\overline{A}}{A_k} \|p - \overline{S}_k\|, \quad (14)$$

где p – пиксель изображения, S_k – k -ый сегмент изображения, $\|J(p) - \overline{J}_k\|$, $\|T(p) - \overline{T}_k\|$ и $\|p - \overline{S}_k\|$ – Евклидово расстояние между пикселем и регионом по характеристикам интенсивности, полученной в результате условной фильтрации, текстурных характеристик и пространственного положения соответственно; A_k – площадь региона; \overline{A} – средняя площадь всех регионов изображения; λ – регулирующий параметр. На каждом шаге параметры регионов пересчитываются, и пиксель присоединяется к региону, который

наиболее близок к нему, на основании наименьшего значения $D(p, S_k)$. При этом, регионы, размеры которых становятся меньше порогового значения $th_{size} = 0,75$ % площади изображения, пропускаются.

2. На второй стадии алгоритма происходит анализ близости областей, полученных на первой стадии алгоритма по формуле:

$$D(s_n, s_k) = \|\overline{J_n} - \overline{J_k}\| + \|\overline{T_n} - \overline{T_k}\| + \lambda \frac{\overline{A}}{A_k} \|\overline{S_n} - \overline{S_k}\|, \quad (15)$$

где S_n – n -ый сегмент изображения, S_k – k -ый сегмент изображения.

Ближкие области объединяются. Таким образом происходит получение кластеров областей, принадлежащих к одним объектам изображения, основываясь на нескольких характеристиках изображения.

Объединение областей происходит до тех пор, пока количество областей не достигнет требуемого количества, заданного изначально [9].

Пример сегментации изображения по методу КМСС представлен на рисунке 15.



Рисунок 15 – Пример сегментации изображения по методу КМСС

У данного алгоритма нет реализации, которая находилась бы в свободном доступе, в отличие от многих базовых алгоритмов сегментации. Данный алгоритм, сохраняя простоту и вычислительную эффективность,

учитывает множество важных характеристик объектов на изображении, что позволяет провести более точную сегментацию.

Сегментация с помощью метода *Data-Driven Markov Chain Monte Carlo (DDMCMC)*

Данный метод описывается как алгоритм, позволяющий выделить на изображении объекты, которые будут наиболее интересны человеку, т.е. те объекты на которые человек обращает внимание. Данный алгоритм, подробно описанный в [10], учитывает человеческие особенности зрительного восприятия объектов.

Авторы данного алгоритма, используя множество результатов научных исследований в данной области, при разработке метода сегментации основываются на предположении о том, что существует всего четыре типа шаблонов сегментов, которые воспринимаются человеком на одноканальных изображениях – рисунок 16.



Рисунок 16 – Четыре типа шаблонов сегментов изображений, воспринимаемых человеком

Четыре типа шаблонов сегментов:

- единое отображение, например, трава – на рисунке 16 первое изображение слева направо;
- беспорядок, например, ветки на деревьях – на рисунке 16 второе изображение слева направо;
- текстуры, например, текстуры шкур животных – на рисунке 16 третье изображение слева направо;
- светотень – на рисунке 16 четвертое изображение слева направо.

В соответствии с каждым видом воспринимаемых сегментов изображений авторы предлагают определенные способы описания и классификации данных типов:

- единое отображение – с помощью функции Гаусса;
- беспорядок – с помощью гистограмм интенсивности;
- текстуры – с помощью FB Response histograms;
- светотень – с помощью В-сплайнов.

Основным достижением работы авторов алгоритма является выделенная ими формула расчета вероятности наиболее подходящей с точки зрения человеческого восприятия сегментации исходного изображения. Данная формула основывается на выделенных авторами приоритетах зрительного восприятия человека:

$$p(W) \propto p(K) \prod_{i=1}^K p(R_i) p(l_i) p(\Theta_i | l_i), \quad (16)$$

где $p(K) \propto e^{-\lambda_0 K}$ означает, что человек предпочитает обращать внимание на как можно меньшее количество регионов; $p(R) \propto e^{-\mu \oint_R ds}$ означает, что человек хочет видеть наиболее округлые регионы – близкие по форме к кругу; $p(\Theta | l) \propto e^{-\nu |\Theta|}$ означает, что человек хочет видеть регионы с наиболее простой формой; $p(l) \propto e^{-\gamma A^c}$ означает, что человек предпочитает наблюдать более мелкие регионы. Исходя из приведенных обозначений формулу (16) можно представить в виде:

$$p(W) \propto \exp \left\{ -\lambda_0 K - \sum_{i=1}^K \left[\mu \oint_{\partial R_i} ds + \gamma |R_i|^c + \nu |\Theta_i| \right] \right\}, \quad (17)$$

где K – количество регионов; λ_0 – регулирующий параметр; выражение $\mu \oint_{\partial R_i} ds$ – периметр региона; R_i – площадь региона; c – константа со значением 0,9; γ – константа со значением 2,0; Θ – тип региона, ν – константа.

Также в алгоритме учитывается степень правдоподобия сегментов для найденных сегментов изображения, подсчитывающаяся с помощью следующей формулы:

$$p(I | W) = \prod_{i=1}^K p(I_{R_i}; \Theta_i, l_i), \quad (18)$$

где l – индекс типа модели изображения; Θ_i – вектор параметров модели изображения; I_{R_i} – отображение изображения в каждом регионе [10].

Пример сегментации изображения с помощью метода *DDMCMC* представлен на рисунке 17.

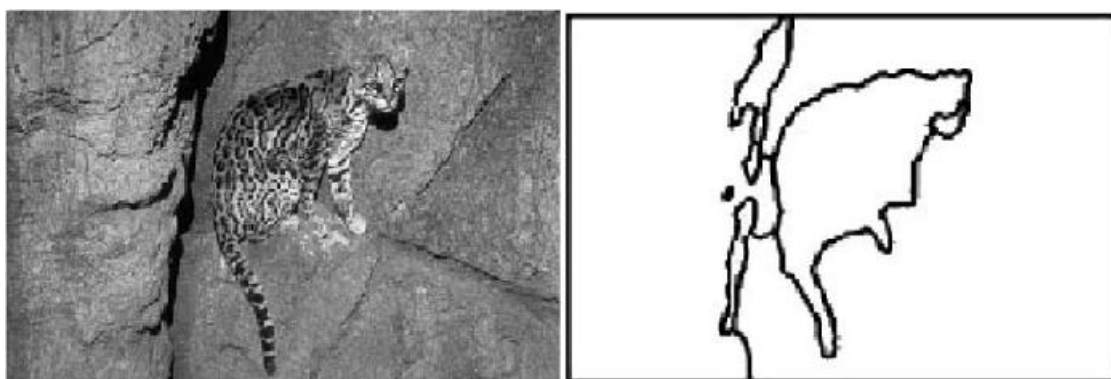


Рисунок 17 – Пример сегментации изображения с помощью метода *DDMCMC*

Учитывая экспоненциальную сложность вычислений, количество характеристик изображения и количество предпочтений к искомым на изображении сегментам, вычислительная сложность алгоритма становится очень высокой, что является основным недостатком алгоритма.

1.2 Оценка качества сегментации

На сегодняшний день существует несколько подходов для оценки качества сегментации изображений. Все их можно разделить на две категории: оценку качества с помощью эксперта, т.е. с эталонной информацией о сегментации, и автоматическую оценку качества, производимую без дополнительной информации о том, как в действительности должны быть разделены регионы на изображении.

1.2.1 Оценка качества с экспертом

Данный подход основан на том, что для оценки качества сегментации используются дополнительные данные, полученные от эксперта. Данный подход выделяется и описывается в [11]. Он заключается в выделении экспертом множества областей на изображении, которые являются эталонными, а затем в подсчете коэффициента качества сегментации по следующей формуле:

$$OS(S, G) = \frac{|S \cap G|}{|S \cup G|}, \quad (19)$$

где S – площадь сегмента изображения, полученного с помощью алгоритма сегментации; G – площадь эталонного сегмента изображения. Величина OS может принимать значение в диапазоне от 0 до 1. OS – это мера, определяющая нормализованное перекрытие сегментов. Пример использования данной оценки качества приведен на рисунках 18-20.



Рисунок 18 –

Эталонный сегмент



Рисунок 19 – Сегмент 1

– значение $OS = 0,825$



Рисунок 20 – Сегмент 2

– значение $OS = 0,892$

Более модифицированный способ экспертной оценки качества сегментации приводится в [12]. Кроме меры расстояния между элементами образцового сегмента и сегмента, полученного с помощью алгоритма сегментации, также учитывается мера средней близости между точками сегмента. Мера качества сегментации рассчитывается по следующей формуле:

$$M(S, G) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{s_j \in S_i} (1 - 2\Delta d(s_j, g_j)) R_{s_j}, \quad (20)$$

где S – сегмент изображения, полученный с помощью алгоритма сегментации, s_j – пиксель сегмента S , G – эталонный сегмент, g_j – пиксель эталонного сегмента, N – количество пикселей изображения, K – количество пикселей для эталонного сегмента, R_{sj} – средняя мера близости между пикселями сегмента S , рассчитываемая по формуле:

$$R_{s_j} = 1 - \overline{\Delta d_j}, \quad (21)$$

где Δd_j – расстояние между пикселями $g_j(s_j)$ и $\{g_j^1(s_j^1), g_j^2(s_j^2), g_j^3(s_j^3), \dots, g_j^K(s_j^K)\}$. Значение $M(S, G)$ находится в диапазоне от -1 до 1.

Данная формула является модификацией простого способа экспертной оценки качества сегментации, значительно улучшающей адекватность оценки за счет учета формы сегмента через параметр R_{sj} .

Данная оценка качества является простой в реализации, и, как видно из примеров, она дает достоверную оценку качества сегментации. Но данный тип оценки требует использования дополнительных данных, предоставляемых экспертом, что не позволяет использовать данный подход для полностью автоматической оценки качества сегментации.

1.2.2 Автоматическая оценка качества

При полностью автоматической оценке качества сегментации алгоритмы опираются на полученную форму сегментов, их количество и взаимное расположение друг к другу. Такие методы используются намного реже, чем экспертные.

Аккумулируя многие методы и подходы к автоматической оценке качества авторы алгоритма сегментации *Data-Driven Markov Chain Monte Carlo*, описанного в [10], вывели формулу автоматической оценки качества сегментации с точки зрения восприятия человека сегментов на изображении. Данный подход использует вычисление вероятности того, что определенный результат сегментации близок к человеческому восприятию отдельных объектов изображения, по следующей формуле:

$$P(W) = p(k) \prod_{n=1}^K p(R_i) p(l_i) P(t) = \exp(-\lambda K - \sum_{n=0}^{K-1} (\mu \oint_{\partial R_i} dS - \gamma |R|^c + \nu |\theta_i|)), \quad (22)$$

где K – это количество регионов, R_i – i -ый регион, l_i – граница i -го региона, $P(t)$ или Θ_i – тип i -го региона, $\lambda, \mu, \gamma, \nu$ – константы.

Примеры использования данного подхода для оценки качества сегментации изображения приведены на рисунках 21-23.



Рисунок 21 – Исходное изображение



Рисунок 22 – Один из вариантов сегментации,

$$P = 2,74 \times 10^{-5}$$

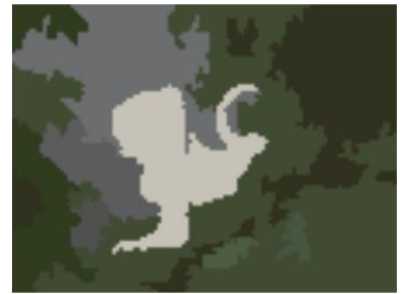


Рисунок 23 – Один из вариантов сегментации,

$$P = 1,88 \times 10^{-4}$$

Как видно из приведенных примеров, данная мера является достаточно достоверной для оценки качества сегментации, а также является приближенной к человеческому восприятию объектов на изображениях.

Данный метод предоставляет достоверную оценку качества сегментации в полностью автоматическом режиме, однако он сложен и требует экспериментальной настройки коэффициентов для получения удовлетворительных результатов.

2 Объект и методы исследования

Объектом исследования в данной работе является повышение эффективности индексации графических материалов по их текстурному содержанию. Проведение индексации изображения с помощью классификации их контента подразумевает решение следующих задач:

- выделение и отделение объектов изображения, различных сегментов от фона и друг от друга;
- классификация объектов и фона с помощью нечеткой системы, основанной на базе текстурных характеристик;
- проведение интеграции систем классификации и сегментации, настройка и тестирование параметров общей системы для решаемой проблемы.

Представленные задачи решались с помощью проведения исследований в данной области, описанных в [13, 14] и разработки системы классификации текстур на визуальных сценах изображений и кадров видео, описанной в [15, 16].

Одной из основных задач исследования являлась задача разработки системы классификации содержимого изображения, основанной на базе текстурных характеристик. Принципы построения и результаты тестирований нечеткого текстурного классификатора, обучаемого с помощью алгоритмов кластеризации текстурных характеристик Лавса изображения с использованием самоорганизующихся карт Кохонена, подробно описаны в [17]. Исходя из описания и результатов работы классификатора, а также из особенностей решаемой задачи можно выделить основные нерешенные проблемы:

- принятие решения о классификации производится для пикселя изображения, основываясь на функции, учитывающей лишь небольшую окрестность этого пикселя;

- наличие схожих элементов текстуры у различных классов обучающей выборки влечет за собой ошибки классификации в точках изображения, соответствующих этим элементам;
- не производится выделение и отделение сегментов и объектов друг от друга и от фона изображения.

Перечисленные проблемы не позволяют на данном этапе использовать классификатор для решения проблемы индексации визуальных сцен по их содержанию. То, что на данном этапе производится анализ отдельных точек (пикселей) изображения, и неточности классификации не позволяют использовать результаты для последующего использования и обработки. Выделение и разделение объектов также тесно связаны с данными проблемами.

Представленная задача автоматической индексации визуальных сцен основывается на принципах человеческого восприятия объектов: человек не воспринимает визуальные сцены отдельными точками (то как это производится с помощью классификатора), он зрительно выделяет некоторые объекты, части объектов, отдельные регионы на основании своего восприятия и знаний о семантических связях между предметами [10]. При проектировании методов классификации это также должно быть учтено.

Для решения приведенных проблем, модификации классификатора и улучшения эффективности классификации было решено провести исследования, связанные с реализацией метода сегментации изображения.

Исходя из цели и задач работы, при проектировании метода сегментации необходимо учитывать следующие критерии:

- алгоритм должен быть полностью автоматизирован без необходимости ввода дополнительных данных пользователем;
- алгоритм должен быть слабо восприимчив к изменениям масштаба и уровня освещенности визуальных сцен и, следовательно, должен основываться по крайней мере на цветовых и текстурных атрибутах элементов изображений;

- алгоритм должен учитывать особенности зрительного человеческого восприятия объектов на изображении;
- алгоритм должен быть легко поддающимся распараллеливанию для возможности реализации работы в реальном времени;

Исходя из данных критериев и в результате проведения исследований различных алгоритмов сегментации, методов и гипотез описывающих принципы разделения изображения на отдельные сегменты, было принято решение о реализации алгоритма *K-means with Connectivity Constraint (KMCC)*, описанного в [9], в качестве метода сегментации с модификациями, соответствующими критериям данной задачи. Данный алгоритм не требует ввода дополнительных данных пользователем, легко поддается распараллеливанию, для сегментации использует информацию о цвете, текстурных характеристиках и пространственном положении элементов изображения, что позволит реализовать независимость от масштаба и освещения.

Поскольку одним из основных критериев выбора алгоритма сегментации является выделение объектов и регионов на изображении в соответствии с особенностями человеческого восприятия, то в качестве метода оценки качества результатов сегментации и метода проведения сравнительного тестирования был выбран метод вычисления вероятности, как показателя релевантности сегментации, *Data-Driven Markov Chain Monte Carlo (DDMCMC)*, описанный в [10]. Данный метод позволяет оценить качество сегментации в соответствии со зрительным восприятием человека сегментов изображения в полностью автоматическом режиме. Это позволит контролировать качество сегментации во время работы программы через обратную связь с алгоритмом сегментации без внесения дополнительных изменений в код или исходные данные.

5 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Целью данного раздела является оценка технико-экономических показателей разработки, комплексное описание и анализ финансово-экономических аспектов выполнения работы. В данные аспекты включается оценка денежных затрат на исследование и разработку проекта, экономических результатов её внедрения, а также научно-технического уровня разработки.

5.1 Организация и планирование работ

На данном этапе производится планирование работ по исследованию и разработке по теме, распределение задач и обязанностей между участниками проекта, а также определение рациональной продолжительности каждого из этапов проекта. Результатом данного этапа является линейный график проведения работ и показатели нарастания технической готовности проекта.

5.1.1 Перечень работ по проекту

Первым этапом планирования проведения работ по проекту является построение хронологической таблицы перечня этапов работ с определением занятости для каждого участника. Результаты представлены в таблице 1.

В таблице 1 НР – научный руководитель, И – исполнитель проекта.

Как видно из таблицы 1, работы по проекту разделены на 16 этапов и для каждого этапа определены участники, а также их загруженность в работах оп проекту в процентах от рабочего времени.

Таблица 1 – Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этап работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	НР - 100%
Составление и утверждение ТЗ	НР, И	НР - 100%, И - 20%
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	НР - 60%, И - 50%
Обсуждение литературы	НР, И	НР - 50%, И - 50%
Разработка календарного плана	НР, И	НР - 90%, И - 10%
Выбор алгоритма сегментации	НР, И	НР - 70%, И - 100%
Реализация алгоритма сегментации в соответствии с литературой	НР, И	НР - 10%, И - 80%
Разработка алгоритма проверки качества сегментации	НР, И	НР - 60%, И - 60%
Реализация алгоритма проверки качества сегментации	НР, И	НР - 100%, И - 60%
Оптимизация и модификация алгоритма сегментации	НР, И	НР - 10%, И - 90%
Внедрение разработанного алгоритма в программную систему классификации текстур	И	И - 100%
Тестирование и анализ полученных результатов	НР, И	НР - 10%, И - 100%
Оформление пояснительной записки	И	И - 100%
Оформление графических материалов	И	И - 100%
Проверка работы и подведение итогов	НР, И	НР - 50%, И - 100%
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	НР - 100%

5.1.2 Продолжительность этапов работ

Продолжительность этапов работ рассчитывается с помощью экспертного опытно-статистического метода по формуле:

$$t_{ож} = \frac{3t_{\min} + 2t_{\max}}{5}, \quad (23)$$

где t_{\min} – минимальная продолжительность работ, дни; t_{\max} – максимальная продолжительность работ, дни;

Для дальнейшего построения линейного графика работ необходимо рассчитать длительность работ в рабочих днях, а затем перевести полученные результаты в календарные дни. Расчет продолжительности в рабочих днях осуществляется по формуле:

$$T_{PD} = \frac{t_{ож}}{K_{BH}} K_D, \quad (24)$$

где K_{BH} – коэффициент выполнения работ, учитывающий влияние внешних факторов на соблюдение предварительно-определенных длительностей работ, в данной работе $K_{BH} = 0,8$; K_D – коэффициент, учитывающий дополнительное время на компенсацию непредвиденных задержек и согласование работ, в данной работе $K_D = 1,1$.

Расчет продолжительности работ в календарных днях производится по формуле:

$$T_{KD} = T_{PD} T_K, \quad (25)$$

где T_K – коэффициент календарности, рассчитываемый по формуле:

$$T_K = \frac{T_{КАЛ}}{T_{КАЛ} - T_{ВД} - T_{ПД}}, \quad (26)$$

где $T_{КАЛ}$ – календарные дни ($T_{КАЛ} = 365$), $T_{ВД}$ – выходные дни ($T_{ВД} = 52$), $T_{ПД}$ – праздничные дни ($T_{ПД} = 10$). Таким образом для данного проекта $T_K = 1,205$.

Используя формулы для расчета продолжительности работ, были произведены расчеты трудозатрат на выполнение проекта, которые представлены в приложении Б.

Линейный график проведения работ, построенный на основе данных о трудозатратах, представлен в приложении В.

5.1.3 Расчет накопления готовности проекта

Для оценки текущего состояния проекта на основе промежуточных результатов применяется величина накопления готовности работы. Данная величина показывает долю готовности проекта по окончанию текущего (i-го) этапа работы.

Степень готовности определяется по формуле:

$$CG_i = \frac{TP_i}{TP_{общ}} = \frac{\sum_{k=1}^i TP_k}{TP_{общ}}, \quad (27)$$

где TP_i – трудоемкость i-го этапа проекта, равная сумме всех k этапов от первого до i-го этапа; $TP_{общ}$ – общая трудоемкость работ над проектом, равная сумме итоговых трудоемкостей для каждого участника, рассчитанных в рабочих днях.

Наращение готовности проекта для каждого этапа представлено в таблице 2.

Таблица 2 – Нарастание технической готовности проекта

Этап	TP_i , %	CG_i , %
Постановка целей и задач, получение исходных данных	1,99	1,99
Составление и утверждение ТЗ	5,21	7,20
Подбор и изучение материалов по тематике	9,56	16,76
Обсуждение литературы	3,10	19,86
Разработка календарного плана	1,74	21,60
Выбор алгоритма сегментации	7,39	28,98
Реализация алгоритма сегментации в соответствии с литературой	23,46	52,45
Разработка алгоритма проверки качества сегментации	10,43	62,87
Реализация алгоритма проверки качества сегментации	6,95	69,82
Оптимизация и модификация алгоритма сегментации	11,54	81,37
Внедрение разработанного алгоритма в программную систему классификации текстур	2,98	84,35
Тестирование и анализ полученных результатов	2,87	87,21
Оформление пояснительной записки	7,45	94,66
Оформление графических материалов	1,99	96,65
Проверка работы и подведение итогов	3,35	100,00

5.2 Расчет сметы затрат на выполнение проекта

На данном этапе производится расчет всех расходов, необходимых для реализации работ, связанных с исследованием и разработкой проекта. Расчет сметной стоимости производится по следующим статьям затрат:

- материалы и покупные изделия;
- заработная плата;
- социальный налог;
- расходы на электроэнергию (без освещения);
- амортизационные отчисления;
- расходы на основе платежных документов;
- прочие (накладные) расходы.

5.2.1 Расчет затрат на материалы

К данной статье расходов относится стоимость материалов, покупных изделий, полуфабрикатов и других материальных ценностей.

Все работы в ходе выполнения проекта выполнялись только с использованием компьютера и не требовали дополнительных затрат на покупку материалов. Мелкие расходы (канцелярия, затраты на печать и пр.) могут быть отнесены к статье прочих расходов, поэтому по данной статье можно принять $C_{\text{мат}} = 0$ руб.

5.2.2 Расчет заработной платы

Данная статья расходов включает в себя заработную плату научного руководителя и исполнителя, а также премии, входящие в фонд заработной платы.

Для расчета заработной платы кроме оклада участников проекта необходимо рассчитать среднедневную тарифную заработную плату по формуле:

$$ЗП_{\text{дн-т}} = MO / 24,83, \quad (28)$$

где МО – месячный оклад, 24,83 – среднее количество рабочих дней в месяце при среднем количестве рабочих дней в году равном 298 (при шестидневной рабочей неделе).

Также нужно рассчитать общий коэффициент заработной платы по формуле:

$$K_{И} = K_{ПР} K_{Доп.ЗП} K_{Р}, \quad (29)$$

где $K_{ПР}$ – коэффициент премий, для данной работы $K_{ПР} = 1,1$; $K_{Доп.ЗП}$ – коэффициент дополнительной заработной платы, для данной работы $K_{Доп.ЗП} = 1,188$; $K_{Р}$ – районный коэффициент, для данной работы в Томске $K_{Р} = 1,3$.

Полный расчёт затрат на заработную плату представлен в таблице 3.

Таблица 3 – Затраты на заработную плату

Исполнитель	Оклад, руб./мес.	Среднедневная ставка, руб./раб. день.	Затраты времени, раб. дни	Коэфф-т	Фонд з/платы, руб
НР	23264,86	936,97	71,78	1,70	114248,21
И	7864,11	316,72	149,77	1,70	80581,56
Итого	—	—	—	—	194829,77

5.2.3 Расчет затрат на социальный налог

Данная статья затрат включает в себя отчисления в пенсионный фонд, на социальное и медицинское страхование и составляют 30 % от полной заработной платы. Таким образом для данного проекта $C_{соц} = 194829,77 * 0,3 = 58448,93$ руб.

5.2.4 Расчет затрат на электроэнергию

Данная статья затрат включает в себя стоимость электроэнергии, затраченной на работу оборудования, используемого для работы над проектом. Расходы на электроэнергию рассчитываются по следующей формуле:

$$C_{эл.об} = P_{об} t_{об} Ц_{э}, \quad (30)$$

где $P_{об}$ – мощность, потребляемая оборудованием и рассчитываемая по формуле (10); $t_{об}$ – время работы оборудования, рассчитываемое по формуле (9); $Ц_{э}$ – тариф на 1 кВт в час, для данной работы $Ц_{э} = 5,257$ руб./кВт в час.

Формула расчета времени работы оборудования:

$$t_{об} = T_{рд} K_T, \quad (31)$$

где $T_{рд}$ – трудоемкость исполнителя, рассчитываемая в рабочих днях (приложение А); K_T – коэффициент использования оборудования по времени, для данной работы $K_T = 1$.

Формула расчета мощности, потребляемой оборудованием:

$$P_{об} = P_{ном} K_C, \quad (32)$$

где $P_{ном}$ – номинальная мощность работы оборудования, для компьютера ИР $P_{ном} = 0,3$ кВт, для компьютера И $P_{ном} = 0,12$ кВт; K_C – коэффициент загрузки, зависящий от средней степени использования номинальной мощности, для данной работы везде $K_C = 1$.

Все расчеты затрат на электроэнергию сведены в таблицу 4.

Таблица 4 – Затраты на электроэнергию

Наименование оборудования	Время работы оборудования, час	Потребляемая мощность, кВт	Затраты на электроэнергию, руб.
Компьютер для И	1198,12	0,3	1889,56
Компьютер для ИР	574,2	0,12	362,23
Итого	—	—	2251,78

5.2.5 Расчет амортизационных расходов

Расчет амортизационных отчислений производится по следующей формуле:

$$C_{AM} = \frac{H_A \Pi_{OB} t_{PФ} n}{F_D} \quad (33)$$

где H_A – годовая норма амортизации единицы оборудования, для данной работы в качестве оборудования используется только персональные компьютеры, для которых в качестве срока амортизации выбрано значение 2,7 лет, и, следовательно, значение H_A , которое обратно пропорционально значению этого срока равно 0,37; Π_{OB} – балансовая стоимость единицы оборудования, для данной работы стоимость компьютера НР составляет 32100 руб., стоимость компьютера исполнителя составляет 37400 руб.; $t_{PФ}$ – фактическое время работы оборудования, т.к. оборудование использовалось в течение всего времени выполнения проекта, то фактическое время работы оборудования можно получить из показателей трудозатрат в рабочих часах и для компьютера НР $t_{PФ} = 574,2$ часа, для компьютера И $t_{PФ} = 1198,12$ часов; n – количество оборудования одного типа; F_D – действительный годовой фонд времени работы оборудования, для данной работы он равен количеству рабочих часов при шестидневной рабочей неделе, $F_D = 298 * 8 = 2384$ часа.

Расчеты амортизационных расходов исходя из данных, приведенных выше, представлены в таблице 5.

Таблица 5 – Амортизационные расходы

Наименование оборудования	Амортизационные отчисления
Компьютер для НР	2860,64
Компьютер для И	6954,52
Итого	9815,17

5.2.6 Расходы на основе платежных документов

В данную статью расходов были отнесены расходы на командировку в г. Екатеринбург для презентации результатов исследований по данной работе на

международной конференции *AIST (Analysis of Images, Social networks and Texts)* в 2015 году.

Длительность командировки в г. Екатеринбург равна 7 дням, суточные по России – 100 руб., дорога в Екатеринбург и обратно на поезде – 11230 руб., проживание в гостинице во время командировки – 12400.

Таблица расходов на основе платежных документов – таблица 6.

Таблица 6 – Расходы на основе платежных документов

Вид расходов	Стоимость, руб.
Командировка в Екатеринбург	24330,00
Итого	24330,00

5.2.7 Расчет прочих расходов

К данной статье расходов относятся расходы, которые не были учтены в предыдущих статьях. Они принимаются равными 10 % от суммы расходов по всем предыдущим статьям по формуле:

$$C_{\text{ПРОЧ}} = (C_{\text{МАТ}} + C_{\text{ЗП}} + C_{\text{СОЦ}} + C_{\text{ЭЛ.ОБ}} + C_{\text{АМ}} + C_{\text{НП}})0,1 \quad (34)$$

Для данного проекта $C_{\text{ПРОЧ}} = 28967,57$ руб.

5.2.8 Расчет общей себестоимости разработки

Общая сведения о себестоимости разработки представлены в таблице 7.

Таблица 7 – Смета затрат на разработку проекта

Статья затрат	Условное обозначение	Сумма, руб.
Материалы и покупные изделия	$C_{\text{мат}}$	0,00
Основная заработная плата	$C_{\text{зп}}$	194829,77
Отчисления в социальные фонды	$C_{\text{соц}}$	58448,93
Расходы на электроэнергию	$C_{\text{эл.}}$	2251,78
Амортизационные отчисления	$C_{\text{ам}}$	9815,17
Непосредственно учитываемые расходы	$C_{\text{нр}}$	24330,00
Прочие расходы	$C_{\text{проч}}$	28967,57
Итого	—	318643,22

5.2.9 Расчет прибыли

Для расчета прибыли было взято 20 % от полной себестоимости проекта. Для данной работы прибыль составляет 63728,64 руб.

5.2.10 Расчет НДС

НДС составляет 18 % от сумму затрат на разработку и прибыли. Для данной работы НДС составляет 68826,93 руб.

5.2.11 Цена разработки проекта

Общая цена разработки научно-исследовательской работы является суммой себестоимости, прибыли и НДС и для данной работы она равна 451198,79 руб.

5.3 Оценка экономической эффективности проекта

В данном разделе описывается оценка самого актуального аспекта для выполняемого в рамках магистерской диссертации проекта – экономической эффективности его реализации. Под экономической эффективностью понимают соотношение экономического эффекта от реализации проекта и затрат на разработку проекта.

Основным направлением реализации метода, разработанного в рамках проекта, является разработка медицинской системы классификации видов и степени развития туберкулеза по трехмерной модели легких, построенной на основе снимков томографии. Исходя из данного направления реализации, эффект носит преимущественно социальный характер. Однако можно выделить перечень факторов экономического эффекта:

- увеличение точности постановки диагноза врачом;
- уменьшение времени приема одного пациента, проходящего обследование легких с помощью магнитно-резонансной томографии;

- уменьшение неоправданных затрат на лечение туберкулеза для больного;
- повышение шанса сохранить жизнь и здоровье больного на более длительный период;
- понижение вероятности прохождения больным стационарного лечения, что влечет за собой экономию бюджетных средств.

Степень влияния каждого из перечисленных факторов экономического эффекта, а также количественное выражение этого эффекта подсчитать невозможно, т.к. их исследование требует специальных навыков, компетенций и ресурсов, которым исполнители на момент выполнения проекта не обладают.

5.4 Оценка научно-технического уровня работ

В данном разделе описывается расчет количественной характеристики влияния разработанного проекта на уровень и динамику обеспечения научно-технического прогресса. Для этого используется метод балльных оценок, заключающийся в присвоении определенного количества баллов каждой характеристике научно-исследовательской работы и нахождении взвешенной суммы этих баллов с использованием определенных весовых коэффициентов. На основе выбранных характеристик определяется интегральный показатель научно-технического уровня работы по формуле:

$$K_{HTU} = \sum_{i=1}^3 R_i n_i, \quad (35)$$

где R_i – весовой коэффициент каждого признака научно-технического эффекта; n_i – количественная оценка i -го признака научно-технического эффекта в баллах.

На основе набора качественных весовых коэффициентов и набора баллов для каждой характеристики была сформирована общая таблица оценки научно-технического уровня работ – таблица 8.

На основе выбранных показателей, представленных в таблице 8, был произведен расчет научно-технического уровня научно-исследовательских работ. $K_{НТУ} = 8$.

Исходя из полученной количественной оценки, качественная оценка уровня НИР является высокой.

Таблица 8 – Оценка научно-технического уровня работ

Знач- ть, R_i	Фактор НТУ	Уровень фактора	Выбранный бал, n_i	Обоснование выбранного балла
0,4	Уровень новизны	Новая	6	Повысит эффективность процедуры томографии легких и экспертного анализа результатов. Повысит эффективность лечения туберкулеза в области в целом.
0,1	Теоретический уровень	Разработка способа	6	Новый метод текстурной классификации, использующий новый для неё подход - сегментацию изображения
0,5	Возможность реализации	В течение первых лет	10	В течение первых 3-х лет планируется разработать и внедрить в использование метод классификации трехмерной модели легких по томограмме на базе больницы г. Томска

Список публикаций

1. Костин К. А., Аксёнов С. В. Анализ влияния изменения освещенности на фильтрацию изображений с помощью фильтров Лавса [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых: в 2 т., Томск, 12-14 Ноября 2014. - Томск: ТПУ, 2014 - Т. 1 - С. 90-91. - Режим доступа: http://www.lib.tpu.ru/fulltext/c/2014/C04/V1/C04_V1.pdf
2. Аксёнов С. В., Лайком Д. Н., Костин К. А. Генерация классификатора текстур на основе распределения текстурных характеристик примеров обучающей выборки // Информационные технологии и системы 2014 (ИТС 2014): материалы Международной научной конференции, Минск, 29-30 Октября 2014. - Минск: БГУИР, 2014 - С. 102-104
3. Аксёнов С.В., Костин К.А., Герасимова Н.И. Использование фильтров Лавса для классификации текстур на GPU. Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах, материалы XIV Международной конференции 10–12 ноября 2014 г, Издательство Пермского национального исследовательского политехнического университета, 2014 – С.14-20.
4. Костин К.А., Аксёнов С.В. Исследование влияния освещенности на классификацию текстур на основе распределения текстурных характеристик // Научная сессия ТУСУР – 2015: Материалы всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых 13-15 мая 2015 г (В пяти частях) – часть 4, С. 27-30.
5. Sergey Axyonov, Kirill Kostin and Dmitry Lycom. A Texture Fuzzy Classifier Based on the Training Set Clustering by a Self-Organizing Neural Network // M.Yu. Khachay, N. Konstantinova, A. Panchenko, D.I. Ignatov, G.V. Labunets (eds.), Analysis of Images, Social Networks and Texts. 4th International Conference, AIST 2015, Yekaterinburg, Russia, April 9-11, 2015, Revised

Selected Papers. Pattern Recognition and Machine Learning. Vol. 542, Springer. Pp. 178-187.

6. Костин К. А., Аксёнов С. В. Влияние количества итераций миграции пикселей на эффективность алгоритма сегментации изображения КМСС [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых: в 2 т., Томск, 9-13 Ноября 2015. - Томск: ТПУ, 2015 - Т. 1 - С. 324-325. - Режим доступа: http://portal.tpu.ru/f_ic/files/science/activities/msit/msit2015_tom1.pdf
7. Костин К. А. Модификация алгоритма сегментации *K-Means with Connectivity Constraint* // Технологии Microsoft в теории и практике программирования: сборник трудов XIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Томск, 22-23 Апреля 2016. - Томск: Томский политехнический университет, 2016.
8. Костин К.А., Аксёнов С.В. Использование сегментации КМСС и нечеткого текстурного классификатора текстур для анализа визуальных сцен // Научная сессия ТУСУР – 2016: Материалы всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых 25-27 мая 2016 г (В шести частях).